



Analyse spatiale de l'espace urbain : le cas de l'agglomération lyonnaise

Emilie Arnoult, Florent Sari

► To cite this version:

Emilie Arnoult, Florent Sari. Analyse spatiale de l'espace urbain : le cas de l'agglomération lyonnaise. 2015. halshs-01112662

HAL Id: halshs-01112662

<https://shs.hal.science/halshs-01112662>

Preprint submitted on 3 Feb 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



**Analyse spatiale de l'espace urbain : le cas de
l'agglomération lyonnaise**

EMILIE ARNOULT, FLORENT SARI

www.tepp.eu

TEPP - Travail, Emploi et Politiques Publiques - FR CNRS 3435

ANALYSE SPATIALE DE L'ESPACE URBAIN: LE CAS DE L'AGGLOMERATION LYONNAISE

Emilie Arnoult, Florent Sari

Université Paris-Est Marne-la-Vallée, ERUDITE, TEPP (FR CNRS n°3435), 5 boulevard Descartes - Champs sur Marne 77454 Marne-la-Vallée Cedex 2. emilie.arnoult@u-pem.fr

Université de Nantes, LEMNA, TEPP (FR CNRS n°3435), Chemin de la Censive du Tertre, 44322 Nantes Cedex 3. florent.sari@univ-nantes.fr

Résumé

L'objectif de ce travail est d'analyser la répartition de la population et de l'emploi au sein de la Communauté Urbaine de Lyon, appelée « le Grand Lyon », en mettant en perspective sa configuration spatiale et son évolution au cours du temps. Nous mobilisons dans un premier temps les outils de l'Analyse Exploratoire des Données Spatiales (ESDA) afin de déterminer s'il existe un ou plusieurs centroïdes autour desquels se répartissent l'emploi et la population. Afin de voir si la structure urbaine a évolué au cours de la dernière décennie, nous réalisons cette étude sur des données de 1999 et de 2009. Nous effectuons ensuite différentes analyses économétriques à partir des résultats de l'ESDA afin de déterminer si tout ou partie des centres mis en avant ont un impact significatif sur la répartition de l'emploi et de la population au sein de la Communauté Urbaine de Lyon, et de déterminer quel type de modèle décrit le mieux cet espace urbain. Nos résultats montrent que la localisation des emplois est fortement dépendante de la proximité au centre de Lyon, ainsi qu'une rupture de la densité d'emploi à partir de 8 kilomètres. L'analyse de la répartition de la population confirme l'effet significatif de la distance au centre-ville mais nous montrons également que les modélisations classiques de l'économie urbaine ne nous permettent pas de traiter du rôle significatif des centres d'emplois secondaires sur les stratégies de localisation des ménages. Nous observons cependant un recul de l'effet de la distance au centre-ville, confirmant ainsi le phénomène d'étalement urbain que connaissent grand nombre d'agglomérations françaises.

Mots clés

Schéma urbain, Etalement urbain, Fonctions de densité, Econométrie Spatiale.

Introduction

Au cours des dernières années, une grande partie des agglomérations françaises ont dû faire face au processus d'étalement urbain. Concrètement, la périurbanisation autour des grandes villes a pris le pas sur les anciennes terres agricoles induisant de nouvelles problématiques en termes d'aménagement des territoires. Ce phénomène s'est accompagné d'un accroissement des mobilités quotidiennes, rendues possible par le développement de réseaux de transport routier. Ces infrastructures ont permis de rapprocher les banlieues des emplois en réduisant les temps de transport pour rejoindre les centres villes. L'étalement urbain engendre des problématiques socioéconomiques et environnementales ; Les villes ont dû mettre en place une planification de l'aménagement des territoires qui tienne compte de ces enjeux contrôlant ainsi des risques locaux. D'autres facteurs micro et macroéconomiques interviennent également. C'est par exemple le marché foncier, les stratégies résidentielles des ménages relevant de préférences individuelles de localisation, la mise en place de politiques publiques sur l'occupation des sols à différentes échelles, etc.

Les travaux de l'économie urbaine montrent que, de ces interactions, résultent différents schémas urbains. Traditionnellement, on oppose la forme monocentrique, où la répartition de la population se fait uniquement en fonction de la distance à un centre dynamique regroupant l'ensemble des activités, à la forme multicentrique où la localisation des individus ne relève pas uniquement de la distance au centre-ville mais également de pôles d'emploi secondaires qui apparaissent en-dehors du centre d'activité historique.

L'objectif de ce travail est d'étudier la forme spatiale de la Communauté Urbaine de Lyon, et de révéler si celle-ci relève plus du schéma monocentrique ou multicentrique. Parallèlement, cette analyse réalisée à partir des données de 1999 et 2009 doit nous permettre de confirmer ou infirmer les résultats obtenus par Buisson et al. (2001) et, lorsque les données sont disponibles, de voir s'il y a eu une évolution au cours de la dernière décennie. Sachant que la population a augmenté de plus de cent mille habitants sur cette période¹, il nous semble judicieux de regarder quel a été l'impact de cette croissance démographique sur l'organisation spatiale du Grand Lyon.

Dans ce travail, nous analysons la répartition des emplois et de la population au sein de la Communauté Urbaine de Lyon. Après avoir regardé le poids de celle-ci dans la région Rhône-Alpes, nous déterminons s'il existe un ou plusieurs centroïdes autour desquels se répartissent emplois et populations. Nous réalisons nos analyses en 1999 et en 2009 afin de voir si la structure urbaine a évolué. Nous testons ensuite différents modèles économétriques afin de vérifier la robustesse des configurations obtenues par l'analyse exploratoire des données spatiales (ESDA) puis déterminer quelle forme urbaine correspond le mieux aux réalités de la Communauté Urbaine de Lyon. Cette analyse nous permet d'étudier les stratégies résidentielles des ménages en fonction de leur distance aux emplois.

Dans une première partie, nous revenons sur les éléments de littérature existant mettant en évidence les différentes formes urbaines, à travers les modèles théoriques de choix de localisation des individus et les études empiriques menées pour analyser la distribution des populations. Dans une seconde partie, nous choisissons quels sont les outils appropriés à notre analyse en nous basant sur les résultats de l'ESDA. Dans une troisième partie, nous présentons les résultats de notre travail, en identifiant la forme monocentrique ou multicentrique de la Communauté Urbaine de Lyon. Finalement, nous concluons en mettons en perspective nos résultats et les pistes de recherche qu'ils ouvrent.

1. L'étude des formes urbaines dans la littérature

Dans cette partie, nous regardons dans un premier temps quels sont les mécanismes qui influencent les choix de localisation. Nous présentons ensuite les résultats de différentes études empiriques qui s'intéressent à la répartition des emplois et de la population.

1.1. Etalement urbain et stratégies de localisation des ménages : du schéma monocentrique au multacentrisme.

Dans la littérature, deux courants de pensées se distinguent sur l'analyse de l'étalement urbain. Le premier est porté par l'école de la Nouvelle Economie Urbaine et s'appuie sur des modèles théoriques mis en place pour

¹ La population de la Communauté Urbaine de Lyon a augmenté de 116 670 habitants entre 1999 et 2009. Source : INSEE.

traiter de la répartition des populations en fonction de la localisation des emplois (Alonso, 1964; Mills, 1967; Muth, 1969; Fujita, 1997). Ces travaux montrent que la répartition de la population peut s'expliquer par la seule distance aux emplois. La seconde approche, au contraire, rejette l'hypothèse d'homogénéité des espaces résidentielles et avance l'idée d'une discontinuité entre les espaces, urbains, périphériques et ruraux (Bussiere, 1972). En effet, ce courant met en évidence la diversité des formes urbaines, portées par la présence de réseaux de transport plus ou moins développés (Peguy, 2000). L'isolement des certaines zones ne relève alors pas de leur distance au centre-ville, puisque deux espaces voisins peuvent se distinguer par leur accessibilité par les transports en commun ou routiers.

Le modèle standard de l'Economie Urbaine, développé par Alonso (1964) et Muth (1969), met en avant la forme monocentrique des espaces métropolitains. Ces derniers possèdent un quartier des affaires (*CBD : central business district*) et les choix de localisation résidentielle vont entièrement dépendre de celui-ci. Il existe alors un unique centre d'activité qui regroupe l'ensemble des emplois et des activités et la densité d'emploi des autres quartiers dépend uniquement de la distance qui les sépare de celui-ci. Les ménages n'ont, *a priori*, pas de préférence révélée quant à leur lieu de résidence. Seule la distance à leur lieu de travail impacte leur choix de localisation. Du fait de la concurrence pour l'occupation des sols dans le centre-ville, le prix du foncier y est élevé et décroît avec la distance au CBD (Fujita, 1989). Les ménages vont alors chercher la localisation optimale qui leur permet de maximiser l'accès à une quantité de terre, de biens et de services sous contraintes des coûts associés au logement et aux transports. Deux paramètres entrent en compte dans le choix de localisation des ménages : les coûts induits par la mobilité quotidienne et le profil socioéconomique des ménages.

Ce type de modèle nous montre que plus les infrastructures de transports sont développées, moins les coûts liés à la mobilité quotidienne sont élevés et plus l'étalement urbain est important. En effet, le développement de réseaux de transport permet de rapprocher des territoires éloignés les rendant ainsi plus attractifs pour les ménages. La densité de population est donc décroissante de la distance au centre-ville et convexe, celle-ci déclinant plus rapidement avec l'éloignement au centre (Hamilton, 1982). Des études récentes appréhendent les espaces urbains comme le résultat des mobilités quotidiennes (Bertaud, 2001). Les politiques mises en place dans le secteur des transports au cours des dernières décennies ont conduit à un accroissement des infrastructures de transports, routiers et ferrés, permettant ainsi de connecter les banlieues éloignées aux centres d'emplois. L'efficacité des transports en commun a également été optimisée permettant ainsi d'étendre les aires métropolitaines (Wiel, 2010). Les ménages s'installent alors en-dehors des villes-centres et peuvent profiter des aménités engendrées par la propriété, tout en conservant les mêmes durées de transport pour se rendre sur le lieu de travail. Ceci conduit donc à une accélération de l'étalement urbain, au désengorgement des villes-centres et à la densification des espaces périphériques (Crozet, 2007).

Une forme « naturelle » de stratification apparaît pour l'occupation des sols en fonction de la catégorie socio-professionnelle des ménages ; lorsque l'élasticité-revenu du logement est inférieure à l'élasticité-revenu des transports, les ménages les plus aisés se localisent à proximité des centres d'emploi (Brueckner, 1999). Donc lorsque le prix des logements diminue avec l'éloignement au CBD, les ménages les plus riches vivent à proximité des emplois et les plus pauvres se retrouvent éloignés du marché du travail. Cependant, lorsque le niveau de vie attendu est accru avec la distance au centre, et que l'accès aux emplois est rendu possible par les infrastructures de transports, les ménages aisés choisissent de vivre en dehors du centre-ville.

Les choix de localisation, contraints par les revenus, dépendent donc du profil socioéconomique des ménages et de l'accessibilité des territoires. Les tensions sur le marché de l'immobilier expliquent que les prix y soient plus élevés et qu'ils diminuent avec la distance. Le développement des réseaux de transport permet donc l'accès à des logements de meilleure qualité en termes de taille, de nombre de pièces, de type de logement. L'accès à la propriété en maison individuelle est alors rendu possible ; il est plus aisé de devenir propriétaire en zone périurbaine où les prix du marché sont moins élevés. La distance à l'emploi reste cependant un critère central dans les choix de localisation des ménages, quels qu'ils soient (Aguilera, 2006).

Dans le modèle monocentrique le choix de localisation des ménage résulte d'un arbitrage entre les prix des logements et les coûts de transports (Alonso, 1964; Anas, 1998), ce qui influence la répartition des ménages en fonction de leurs niveaux de revenus. Fujita (1997) prolonge la réflexion et, en s'appuyant sur les mêmes arguments, démontre l'apparition de centres d'emploi secondaires dans les espaces métropolitains. McMillen (2004) explique qu'« *un centre secondaire d'emploi se définit par une concentration d'entreprise assez*

importante pour avoir un impact significatif sur la distribution de la population, des emplois et sur les prix fonciers ».

La concurrence économique et pour l'occupation des sols s'intensifiant dans le quartier des affaires, une partie des entreprises prennent la décision de se délocaliser en périphérie afin de réduire leurs frais d'infrastructures. L'accès au centre-ville ayant été rendu possible par le développement des infrastructures de transport, les coûts d'accès au centre sont également réduits pour ces entreprises qui choisissent de se localiser le long des grands axes d'accès. Ces entreprises vont former des centres d'emploi secondaires et pourront se permettre de proposer des salaires moins élevés qu'en centre-ville. La vie étant moins coûteuse en périphérie que dans la ville-centre, les individus accepteront des salaires moins élevés si la baisse des coûts de logement et de transport engendrée par la mobilité en zone périurbaine est supérieure ou égale à la perte de salaire engendrée par le changement de poste. La périurbanisation donne accès aux entreprises à une main d'œuvre prête à travailler à des niveaux de salaires inférieurs si les bénéfices attendus de cette mobilité professionnelle sont supérieurs aux coûts induits par la baisse de revenu. D'autre part, cela permet de rapprocher des emplois les individus qui ne pouvaient pas s'offrir la vie en centre-ville. Avec le temps, les centres secondaires se forment et modifient la répartition de la population et donc le schéma urbain de l'aire métropolitaine.

1.2. Les formes urbaines: les enseignements des études empiriques

Depuis la création des modèles d'économie urbaine, de nombreux travaux se sont intéressés à la validation empirique de ces modèles, que ce soit sur données françaises ou sur données étrangères. Celles-ci laissent à penser qu'il existe autant de formes urbaines que de villes, résultant des activités sociales et économiques, mais aussi des décisions politiques locales (Medam, 1998 ; Horton, 1971; Bumsou, 2007).

Les études empiriques emploient différentes méthodes pour déterminer les centres d'emploi central et secondaires et pour estimer les fonctions de densité. Nous présenterons ces différents outils dans la section 2.

1.2.1. La répartition de l'emploi et de la population dans les travaux empiriques

Une grande partie des études empiriques menées sur données étrangères montrent la pertinence du modèle monocentrique, en trouvant un gradient de la distance au CBD négatif et significatif. Cela confirme l'idée selon laquelle la densité de population diminue au fur et à mesure que l'on s'éloigne du centre-ville. Ces résultats sont confirmés non seulement dans des villes de pays développés, mais aussi pour des pays en développement. Clark (1968) a réalisé les travaux empiriques pionniers sur l'estimation de fonctions de densité. Il montre, pour les années 1960, que onze grandes villes de pays développés correspondaient au schéma urbain monocentrique ; Celles-ci avaient connu différentes vagues de croissance de leur population, en particulier lié au recul de l'agriculture et au développement des emplois du secondaire et surtout du tertiaire. Ceci s'est traduit par un exode rural vers les grandes villes, et a entraîné l'étalement des aires urbaines. Ce fut par exemple le cas de Paris, New-York, Sidney et Frankfurt. Lambert (1998) confirme également la forme monocentrique de plusieurs villes des Pays-Bas, Peguy (2000) et Pouyanne (2004) également pour les grandes villes françaises. Des études menées sur données de pays en voie de développement révèlent aussi la prépondérance d'un centre d'emploi expliquant à lui seule la structure urbaine des grandes villes ; c'est par exemple le cas à Haïti (Myrtho, 2010) mais aussi dans de nombreuses autres villes (Mills, 1980).

Cependant, la significativité du gradient ainsi que la magnitude varie en fonction des espaces étudiés, toutes les villes étant différentes. Le modèle monocentrique a même été rejeté dans plusieurs travaux (Baumont, 1999; McMillen, 1998ab; Fujita, 1997) mettant en avant l'apparition de centres secondaires ; le schéma multicentrique serait donc plus approprié. Dans l'analyse des schémas multicentriques, on ne prend pas uniquement en compte la distance au centre d'emploi principal mais aussi à des centres d'emplois secondaires. La distance aux centres d'emploi secondaires peut être introduite de différentes façons dans les analyses, méthodes que nous expliquerons et testerons dans la suite de cette étude. Le principal avantage de cette approche est qu'elle ne réfute pas l'hypothèse d'un centre d'activité principale ; et si la distance aux centres secondaires ne joue pas de rôle significatif sur la répartition des populations, c'est que l'aire métropolitaine est de forme monocentrique.

Depuis les années 1990, de nombreuses études ont testé et validé ce modèle, dans des pays développés² et en développement³. Des études ont également été menées sur données françaises ; Baumont *et al.* (2004) ont étudié la distribution urbaine de l'emploi et de la population de l'aire urbaine de Dijon ? Gaschet (2000) et Pouyanne (2004) ont travaillé sur données bordelaises, Boiteux (2003), Baccaini (2009) et Guillaïn (2007) se sont intéressés à la région parisienne, tandis que Blanc (2007) a étudié les bassins de vie français⁴.

1.2.2. Répartition de l'emploi et de la population au sein de l'Aire Urbaine Lyonnaise

A notre connaissance, seulement deux études empiriques se sont intéressées à la répartition des emplois et de la population au sein de l'agglomération lyonnaise : Buisson *et al.* (2001) et Mignot (2013). Notre travail prolonge ces études tout en étant complémentaire. Dans le premier article, les auteurs proposent une analyse spatiale de la répartition des établissements par secteur d'activité entre les communes qui composent l'aire métropolitaine. Ils montrent l'émergence de centres d'emploi périphériques, supposant une modification de l'aire urbaine vers une organisation multicentrique. Dans le second travail cité, l'auteur effectue une analyse comparative de trois grandes métropoles françaises : Lyon, Marseille et Lille. Il montre que la mobilité résidentielle et les choix de localisation ne dépendent pas seulement des caractéristiques sociodémographiques des ménages mais aussi du schéma urbain des aires métropolitaines. En effet, la forme urbaine a un impact sur les mobilités quotidiennes et peut entraîner des phénomènes de ségrégation au sein des grandes villes. A partir des données des recensements de la population de 1975 à 1999 (INSEE), il conclut que Lille et Marseille sont des villes multicentriques, avec respectivement quatre et deux centres d'emploi secondaires. Alors que Lyon conserve une forme monocentrique avec un centre d'emploi unique, les centres secondaires n'ayant pas un impact significatif sur la répartition de la population dans son aire.

En utilisant des données plus récentes, nous souhaitons voir si cette tendance est restée la même ou bien si des modifications dans l'organisation de l'aire urbaine ont été opérées entre 1999 et 2009.

2. La localisation des activités : une Analyse Exploratoire des Données Spatiales

Pour analyser l'impact de la localisation des activités sur la répartition de la population, on estime des fonctions de densité de la population qui prennent en compte la distance au marché du travail local. La méthode utilisée consiste à observer dans un premier temps la répartition de l'emploi dans l'aire métropolitaine afin de déterminer s'ils se concentrent en un seul et unique centre ou bien si les activités se regroupent également dans des centres secondaires. Si le gradient de la distance au centre-ville est significatif et de signe négatif, l'aire urbaine étudiée correspond au schéma monocentrique. Si au moins un des centres d'emploi secondaires a également un impact significatif, l'aire urbaine est dite multicentrique.

Après avoir révélé le poids de la Communauté Urbaine de Lyon dans la région Rhône-Alpes, l'objectif de notre travail est d'en analyser la forme urbaine. Dans un premier temps, il nous faut observer la localisation de la population et des emplois à l'échelle du quartier⁵. En se basant sur les travaux de Anselin (1995, 1996) nous effectuons une Analyse Exploratoire des Données Spatiales (ESDA) ; en s'appuyant sur la répartition des emplois et de la population, nous déterminons quels sont les centres de concentration d'emplois.

Pour ce faire, nous mobilisons deux concepts centraux de l'analyse spatiale : l'autocorrélation spatiale globale, et l'autocorrélation spatiale locale. Le premier est obtenu par le calcul de la statistique *I* de Moran, le second grâce aux indicateurs locaux d'autocorrélation spatiale (LISA). L'objectif de L'ESDA est donc de visualiser les densités d'emploi et de population afin de tester l'autocorrélation aux deux échelles retenues, et de déterminer quels sont les centres d'emploi. En s'appuyant sur les résultats de la littérature, nous souhaitons tester s'il existe un unique centre d'emploi lyonnais ou bien si apparaissent des centres secondaires.

² McMillen (1998ab) à Chicago, Waddell (1993) à Dallas, Small (1994), Heikkila (1989) et Gordon (1986) à Los Angeles, Cervero (1997) à San Francisco, Coffey (1996) à Montréal.

³ Alperovich (1996) à Jerusalem, Chen (1997) à Taipei, Wu (1998) à Guangzhou, Amara (2010) and Ben Said (2011) à Tunis.

⁴ Les bassins de vie correspondent au plus petit territoire sur lequel les habitants ont accès aux équipements et services les plus courants (INSEE).

⁵ Les IRIS sont le plus petit découpage proposé par l'INSEE et correspondent à des quartiers.

2.1. Présentation des outils utilisés

2.1.1. Le choix de la matrice de pondération

Avant de s'intéresser au principe de l'autocorrélation spatiale, il nous faut déterminer la définition du voisinage que nous retiendrons dans l'ensemble de notre étude. Il est en effet important de déterminer dans un premier temps la modélisation de la connexion spatiale correspondant le mieux à nos données (Cliff, 1973).

Posons W la matrice de pondération, et $w_{i,j}$ les éléments qui composent cette matrice pour chaque paire de voisins (i, j) . Toutes les matrices de pondérations sont standardisées afin de ne pas surestimer le poids des voisins, l'ensemble des quartiers ne disposant pas du même nombre de voisins⁶. Dans notre étude, nous testons deux matrices différentes, et nous retenons celle qui correspond le mieux à l'analyse de nos données.

La matrice de contiguïté binaire

Chaque élément $w_{i,j}$ est égal à 1 si les deux zones i et j sont voisines (c'est-à-dire si elles partagent une frontière commune), et 0 sinon. Il est communément admis que $w_{i,i} = 0$ car une zone ne peut pas être considérée comme sa propre voisine. Ce type de matrice peut être généralisé; la matrice de contiguïté à l'ordre k définit le nombre maximal k de frontières traversées pour que deux zones soient considérées comme voisines. Par exemple, deux zones seront considérées comme voisines à l'ordre 2 si elles n'ont pas de frontière commune mais qu'elles sont toutes deux voisines d'une troisième zone ; Il faut donc traverser deux frontières pour passer de l'une à l'autre.

La matrice de distance euclidienne

Deux localisations sont considérées comme étant voisines ($w_{i,j} = 1$) si la distance qui les sépare appartient à un intervalle défini. Dans ce type de matrice, on considère que l'intensité de la relation entre deux zones dépend de la distance qui sépare leurs centres respectifs ; Plus ceux-ci sont éloignées, moins elles seront liées. A l'inverse, plus des zones sont proches, plus elles s'influenceront l'une et l'autre. Par exemple, si on considère que deux quartiers sont voisins s'ils sont éloignés au maximum de deux kilomètres, deux zones i et j sont considérées comme étant voisines si leurs centres respectifs sont éloignés de 2 kilomètres tout au plus.

2.1.2. L'indice de Moran

Le calcul de la statistique de Moran nous informe de l'autocorrélation spatiale entre l'ensemble des zones qui composent l'espace étudié. L'autocorrélation spatiale peut être définie comme « *le manque d'indépendance entre des observations géographiques* » (Le Gallo *et al.*, 2002). L'idée sous-jacente est que, dans un espace géographique défini, peuvent apparaître des effets de voisinage ; le comportement d'un quartier ou d'une commune peut influencer celui de ses voisins. On suppose ici que les valeurs prises par une variable vont dépendre de la répartition géographique des quartiers. Elle prendra des valeurs similaires pour des quartiers proches ou adjacents (Jayet, 1993). L'indice de Moran s'écrit de la façon suivante :

$$I = \frac{N \sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{A \sum_j (x_i - \bar{x})^2}$$

avec x_i la valeur prise par la variable x pour une zone i , \bar{x} la valeur moyenne de x sur l'ensemble des N zones et w_{ij} le degré d'interdépendance entre les zones i et j . A est la somme des éléments de la matrice de pondération. Si la matrice de pondération est standardisée, on obtient alors $A = N$.

On parle d'autocorrélation positive si $I > E(I)$, d'autocorrélation négative si $I < E(I)$, et de l'absence d'autocorrélation spatiale si $I = 0$, avec $E(I) = -1/(N - 1)$. La statistique de Moran calculée est testée afin de savoir si elle est significativement différente de zéro. La statistique de Moran est calculée pour chacune des deux matrices de pondération retenue précédemment.

2.1.3. Les indicateurs locaux d'association spatiale (LISA)

⁶ Pour chaque ligne i de la matrice, les localisations voisines j sont pondérées en fonction du nombre total de voisins, la somme de chaque ligne est alors égale à 1.

Les indicateurs locaux d'association spatiale ont été développés par Anselin (1995). Ils sont calculés pour chaque zone et mesurent le degré de similarité de chaque quartier avec ses voisins. Ces indicateurs ont deux caractéristiques principales. Premièrement, pour chaque zone i , ils donnent la significativité du degré de similarité entre une zone donnée et ses voisines. Deuxièmement, la somme des LISA calculés est proportionnelle à la statistique de Moran. Ils s'écrivent de la façon suivante :

$$I_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{m_0} \sum_j w_{ij} (x_j - \bar{x}) \text{ et } m_0 = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}{N}.$$

Les LISA correspondent à la décomposition de la statistique de Moran en informant sur la contribution de chaque zone i au phénomène d'autocorrélation spatiale globale observée sur le territoire étudié. Ces contributions locales sont ensuite cartographiées afin de révéler d'éventuelles structures spatiales locales. L'utilisation de ces indicateurs permet d'observer des phénomènes de concentrations locales, mais aussi de révéler certaines instabilités locales, représentées dans le graphique de Moran.

2.1.4. Le graphique de Moran

Le graphique de Moran est utilisé afin de souligner la situation d'une zone géographique i en fonction de celle de ses voisines. Cela nous permet de regarder le lien qui s'établit entre la distribution d'une variable aléatoire Z et une variable spatialement décalée WZ . Le graphique de Moran révèle quatre types d'associations spatiales locales :

- HH: la valeur observée de la variable Z est élevée dans la zone et dans les zones voisines.
- BB : la valeur observée de la variable Z est faible dans la zone et dans les zones voisines.
- BH : on observe une valeur faible de Z dans la zone mais des valeurs élevées dans les zones voisines.
- HB : on observe une valeur élevée de Z dans la zone mais une valeur faible dans les zones voisines.

Les configurations HH et HB révèlent une autocorrélation spatiale positive entre les zones, en révélant une concentration de valeurs similaires élevées. Les configurations BB et BH traduisent une autocorrélation spatiale négative et la concentration de zones aux valeurs faibles. C'est à partir de ces analyses que nous identifions le centre d'emploi principal et les centres d'emplois secondaires. La variable aléatoire Z correspond à la densité d'emplois de chaque quartier. Le centre d'activité principal est caractérisé par une densité d'emploi élevé ainsi que les quartiers voisins (configuration de type HH), les centres d'emploi secondaires par une densité d'emploi élevée et des valeurs faibles pour ses voisins (configuration HB). Sont retenues uniquement les configurations dont les LISA sont statistiquement significatifs, et respectivement considérés comme des centres d'emplois et des centres d'emplois isolés (Baumont *et al.*, 2004).

La combinaison du graphique de Moran et des indicateurs locaux d'association spatiale peuvent être cartographiés, nous permettant alors d'identifier le quartier des affaires et les centres d'emploi secondaires.

2.2. Modélisation des modèles empiriques

La majeure partie des premiers travaux réalisés pour estimer les fonctions de densité de population et d'emploi ont utilisé la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO), mais des méthodes économétriques plus appropriées ont été développées pour traiter des données spatialisées (Lesage, 1999 ; Anselin, 2001). Dans la littérature, différentes modélisations ont été établies pour analyser les formes urbaines. Dans le cadre de notre étude, nous estimons les fonctions de densité d'emploi et de population en comparant deux types de schémas urbains : le modèle monocentrique et le modèle multicentrique. Nos données nous ont conduits à penser qu'il était pertinent d'estimer deux types de modèles monocentriques, le premier considérant une continuité de la baisse de densité avec la distance au centre-ville et la seconde spécification supposant une rupture de la densité à une distance donnée, distance à partir de laquelle les densités d'emploi et de populations diminueraient plus rapidement.

2.2.1. Le modèle monocentrique

L'objectif du modèle monocentrique est de montrer que les densités d'emplois et de population se réduisent avec la distance au centre d'activité, précédemment identifié à partir de l'analyse exploratoire des données spatiales. Au fur et à mesure que l'on s'éloigne du centre-ville, les concentrations des emplois et résidentielle sont décroissantes, et dans ce type de modèle, on suppose que la distance au centre peut expliquer à elle seule la répartition des emplois et de la population. Cette modélisation est le résultat de travaux menés par Clark (1951), McDonald et McMillen (1998a), qui ont montré que les densités d'emploi et de population ne sont pas linéaires, mais suivent une loi négative exponentielle :

$$D(x) = D_0 e^{-\beta x} \rightarrow \ln D(x) = \ln D_0 - \beta x$$

avec $D(x)$ la densité d'emploi d'un quartier localisé à une distance x du CBD, D_0 la densité au centre-ville et β le paramètre de densité qui mesure l'intensité de la baisse de la densité avec la distance. Le modèle économétrique est donc le suivant :

$$y_i = \alpha + \beta DCBD_i + u_i$$

avec $y_i = \ln D(x)$ la densité de population ou d'emploi estimée par le modèle, $\alpha = \ln D_0$ la constant (qui correspond à la densité à l'origine) et $DCBD_i = x$ la distance entre le quartier i et le CBD.

2.2.2. La fonction spline-exponentielle

Ce type de spécification arrive en prolongement de la fonction négative-exponentielle. Son utilisation est adaptée lorsque la densité d'emploi et/ou de population ne décroît pas de façon monotone avec la distance au centre-ville (Baumont *et al.*, 2004). On définit des intervalles de distances au sein desquels la baisse de la densité est homogène mais on fait l'hypothèse que le gradient de la densité varie d'un intervalle à l'autre. Dans le cadre de notre étude, nous retenons une unique borne à huit kilomètres du centre⁷. Après cette distance, nous faisons l'hypothèse que la densité d'emploi et de population sont inférieures, le découpage des zones géographiques étant plus large (les communes étant moins peuplées, elles ne sont pour la plupart plus découpées en IRIS). Nous supposons alors que les densités d'emploi et de population sont plus élevées dans le premier cercle, et se réduisent fortement une fois dépassés les huit kilomètres au centre. La fonction spline exponentielle s'écrit de la façon suivante :

$$y_i = \alpha + \beta DCBD_i + \gamma x_{ri} + u_i$$

où y_i , α , β and $DCBD_i$ sont identiques au modèle précédent, et k est défini de la façon suivante :

$$\begin{cases} 0 & \text{si } x \leq r \\ x - r & \text{si } x > r \end{cases} \quad \text{avec } r = 8 \text{ kilomètres.}$$

Dans ce modèle, γ est le paramètre qui décrit le changement du gradient de la fonction de densité une fois la borne des huit kilomètres dépassée. Si ce paramètre est positif et significatif, le modèle confirme une rupture de la densité d'emploi ou de population à cette borne.

2.2.3. Le modèle multicentrique

La spécification de ce modèle est également une extension du modèle *spline-exponentiel*. Il suppose que les densités d'emploi et de population ne dépendent pas uniquement de la distance au centre dans sa forme négative exponentielle mais également de la distance aux centres d'emploi secondaires définis dans l'analyse exploratoire des données spatialisées. Ce modèle suppose que les centres d'emplois secondaires peuvent impacter à un niveau local la répartition des emplois et de la population. La distance au centre-ville reste la principale source d'explication, la distance aux centres secondaires étant introduite dans le modèle dans leur forme inverse. Cette spécification prend en compte le fait que la distance aux centres d'emploi secondaires a un impact beaucoup plus local et que leur influence décroît plus rapidement que celle du CBD (McMillen, 2004). Le modèle empirique s'écrit sous la forme suivante :

⁷ Les centres d'emplois secondaires estimés dans la section 3.2. sont situés dans ce rayon.

$$y_i = \alpha + \beta DCBD_i + \sum_{k=1}^n \delta DSUB_i^{-1} + u_i$$

avec y_i , α , β et $DCBD_i$ identiques aux modèles précédents. $DSUB_i$ est la distance qui sépare la zone i de chaque centre secondaire, et δ le vecteur des paramètres qui y sont associés.

Nous effectuons également une estimation alternative à celle présentée précédemment. Au lieu de considérer l'effet de l'ensemble des centres secondaires sur les densités d'emploi et de population, nous prenons uniquement en compte la distance au centre d'emploi secondaire le plus proche. Cette méthode peut en effet paraître plus réaliste ; le choix de localisation des ménages va dépendre de la distance au centre d'emploi principal et au centre secondaire le plus proche. Il est difficile de croire que sur un territoire l'ensemble des pôles d'emplois isolés impactent la densité d'emploi et de population de chacune des zones qui le composent. Ce modèle alternatif prend donc la forme suivante :

$$y_i = \alpha + \beta DCBD_i + \delta DSUB_i^{-1} + u_i$$

avec $DSUB_i^{-1}$ la distance qui sépare la zone géographique considérée du centre d'emploi secondaire le plus proche et δ le paramètre associé à cette distance.

2.2.4. Stratégie d'estimation

Les différents modèles empiriques sont dans un premier temps estimé par la méthode des moindres carrés ordinaires. Cette première étape nous permet d'identifier quelle méthode d'estimation est la plus pertinente pour expliquer la configuration urbaine de la Communauté Urbaine de Lyon. Cependant, pour faire face aux problématiques induites par la dépendance spatiale de nos observations, la méthode des MCO est biaisée, la covariance entre les observations n'étant pas égale à zéro (Anselin, 1988).

Une première forme de dépendance survient lorsque la densité observée dans une zone géographique influence celle des zones voisines. Afin de la prendre en compte, une variable spatialement décalée est introduite parmi les variables explicatives. Dans ce cas, nous utilisons la méthode SAR (Spatial Autoregressive Model), estimée par la méthode du maximum de vraisemblance. Une autre forme de dépendance spatiale apparaît lorsque les termes d'erreur sont spatialement corrélés entre les observations. Dans ce cas, l'autocorrélation spatiale est considérée comme une nuisance statistique, qui peut s'expliquer par une mauvaise spécification du modèle (omission de variables explicatives, mauvaise échelle géographique, etc.). Même si les équations sont spécifiées correctement, les paramètres estimés sont erronés et potentiellement biaisés. Ce biais peut être corrigé en utilisant un modèle de type SEM (Spatial Error Model), que nous estimons par la méthode du maximum de vraisemblance et par la méthode des moments généralisés (GMM). Le fait de décliner ces deux méthodes d'estimation nous permet de vérifier la robustesse de nos résultats.

Dans le cas de notre étude, nous pensons que c'est la deuxième forme de dépendance spatiale qui domine. Les modèles empiriques que nous testons ne prennent en compte que très peu de variables explicatives, et même si celles-ci ont un impact statistiquement significatif, la distance aux emplois pourrait ne pas être la seule source explicative de la répartition de la population et des emplois. Pour chaque modèle, nous réalisons deux types de tests de l'autocorrélation spatiale (LM-lag, LM-error et leurs versions robustes) afin de confirmer ou infirmer cette intuition. Par conséquent, les modèles précédemment présentés doivent être modifiés pour intégrer explicitement l'autocorrélation spatiale, afin d'obtenir des estimateurs non biaisés.

Dans le cas de la première forme d'autocorrélation spatiale, la variable spatialement décalée est introduite de la façon suivante :

$$y = \alpha + \rho Wy + \beta DCBD + u .$$

où Wy est la variable endogène spatialement décalée et ρ le paramètre indiquant l'intensité des interactions spatiales entre les observations.

La seconde forme d'autocorrélation spatiale suppose la décomposition du terme d'erreur suivante :

$$y = \alpha + \beta DCBD + u$$

$$u = \lambda Wu + \varepsilon \text{ and } u \sim N(0, \sigma^2 I)$$

avec W la matrice de pondération de taille $n \times n$ mentionnée précédemment.

Les différents modèles sont estimés en utilisant les deux méthodes (SEM et SAR) et nous retenons les résultats appropriés en fonction des résultats des tests de l'autocorrélation spatiale.

Nous testons également un modèle d'économétrie spatiale plus général développé par Anselin (1988). Le modèle de Durbin suppose qu'il peut simultanément exister une autocorrélation spatiale entre les observations qui soit liée à la distribution des observations (variable dépendante spatialement décalée) et à la distribution des variables explicatives (variable explicative spatialement décalée). Le modèle prend alors la forme suivante :

$y = \alpha + \rho Wy + \beta DCBD + WX\theta + u$ où WX correspond aux variables explicatives spatialement décalées et θ un vecteur mesurant l'intensité des interactions spatiales qui y sont liées. Il existe des modèles mixtes spatiaux prenant simultanément en compte l'ensemble des formes d'autocorrélation spatiale, mais le modèle de Durbin est ici préféré puisqu'il permet d'obtenir des coefficients non biaisés même si la distribution des observations correspond à un modèle SAR ou SEM. Ces deux modélisations spatiales sont en fait des formes particulières du modèle de Durbin. Nous choisirons les résultats qui sont les plus appropriés à nos données en nous appuyant sur les tests du ratio de vraisemblance dont la méthode est détaillée en annexe B.

3. Résultats

Nous réalisons notre étude à partir des données des recensements de la population de 1999 et de 2009 à l'échelle des IRIS afin d'analyser la forme urbaine la Communauté Urbaine de Lyon. Dans un premier temps, nous nous intéressons à l'influence de celle-ci au sein de la région Rhône-Alpes. Par la suite nous identifions les centres d'emploi, principal et secondaires, à partir de l'ESDA. Finalement, nous testons différentes spécifications économétriques afin d'estimer les fonctions de densité d'emploi et de population au sein du territoire étudié, en mobilisant les outils de l'économétrie spatiale.

3.1. La communauté urbaine de Lyon au sein de la région Rhône-Alpes

La région Rhône-Alpes occupe une place centrale en France, et plus largement dans l'Union Européenne. Parmi les vingt-deux régions métropolitaines françaises, elle occupe la seconde position en termes de surface (derrière la région Midi-Pyrénées) et de population, la région la plus peuplée étant l'Ile-de-France. Au sein de l'Union Européenne, elle est la sixième région en termes de performance économique, avec un PIB de 193 milliards d'euros en 2012⁸.

Dans la région, la communauté urbaine de Lyon concentre une part importante des emplois et de la population. Avec plus de 1,2 millions d'habitants en 2009, elle regroupe près de 20% de la population de la région. Cependant, le taux de croissance démographique est inférieur à la moyenne de la région, avec +7.2% entre 1999 et 2009. Elle regroupe également 22.5% des emplois en 1999, et 23.0% en 1999. Donc, une part importante de la population et des emplois se concentrent dans la Communauté Urbaine de Lyon, qui représente moins de 1% de la surface de la région dans son ensemble. C'est pourquoi, il nous semble pertinent de se focaliser sur ce territoire, afin de souligner la structure urbaine d'une zone qui concentre une part importante des emplois et de la population.

⁸ Source : INSEE.

Table 1: Population et emplois en région Rhône-Alpes

	Région Rhône-Alpes	Département Rhône	Aire Urbaine de Lyon	Communauté urbaine de Lyon
Surface totale	43 746,10	6 018,62	3 296,99	527,02
Population 1999	6 091 121	1 947 120	2 023 697	1 195 519
Population 2009	6 653 843	2 142 732	2 188 474	1 281 002
Variation de la pop.	9,2%	10,0%	8,1%	7,2%
Emploi 1999	2 515 638	822 985	959 730	567 078
Emploi 2009	2 883 742	965 231	1 117 313	664 457
Variation de l'emploi	14,6%	17,3%	16,4%	17,2%
Observations	2 879	514	293	58

Source: Recensement National de la population – INSEE

3.2. La structure urbaine de la Communauté Urbaine de Lyon

3.2.1. L'identification des centres d'emploi principal et secondaires

Nous mobilisons les outils de l'Analyse Exploratoire des Données Spatiales afin d'observer les densités d'emploi et de population au sein de la Communauté Urbaine de Lyon, et de déterminer quels sont les centres d'emploi. Nous utilisons les données des Recensements de la Population de 1999 et 2009 à l'échelle de l'IRIS en ce qui concerne la répartition de la population, et les données de 2009 concernant la localisation des emplois, ces derniers n'étant pas disponibles pour des dates d'enquête plus anciennes.

L'autocorrélation spatiale globale

L'autocorrélation spatiale sur l'ensemble du territoire nous est donnée par la mesure de la statistique de Moran. Les résultats présentés dans le tableau 2 montrent la présence d'autocorrélation spatiale globale en 1999 et 2009, pour les densités d'emploi et de population. Les I de Moran calculés à partir de la matrice de contiguïté (à l'ordre 2) et de la matrice de distance (à 3 kilomètres) révèlent tous les deux une autocorrélation spatiale positive et significative. Au sein de la Communauté Urbaine de Lyon, la population et l'emploi ne se répartissent donc pas de manière aléatoire, mais on observe un phénomène de concentration des zones géographiques ayant des densités d'emploi et de population élevées. Finalement, la comparaison de la statistique de Moran de la densité de population en 1999 et en 2009 montre un accroissement de la dépendance spatiale entre les observations.

Dans la suite de notre étude, nous retenons la matrice de contiguïté à l'ordre 2, celle-ci nous permettant d'obtenir des statistiques plus élevées pour l'emploi, la population et leurs densités respectives en 1999 et en 2009.

Tableau 2 : La statistique I de Moran

	Matrice de contiguïté (ordre 2)			Matrice de distance (3 km)		
	I de Moran	Ecart-type	P-value	I de Moran	Ecart-Type	P-value
Population 1999	0,0759	0,0174	0,001	0,0432	0,0109	0,001
Densité de population 1999	0,4158	0,0177	0,001	0,3596	0,0112	0,001
Population 2009	0,0794	0,0179	0,001	0,048	0,011	0,002
Densité de population 2009	0,4395	0,0171	0,001	0,3786	0,0108	0,001
Emploi 2009	0,0224	0,0161	0,084	0,0142	0,0104	0,055
Densité d'emploi 2009	0,2303	0,0152	0,001	0,1381	0,0088	0,001

Lecture: La statistique I de Moran de la distribution de la population en 1999 montre une autocorrélation spatiale positive et significative au seuil de 1% ($0,0759 > E(I) = -0,0020$).

Source: Recensement National de la Population – INSEE.

L'autocorrélation spatiale locale

Les résultats de la section précédente nous permettent d'affirmer la présence d'autocorrélation spatiale globale au sein de la communauté urbaine de Lyon, nous menant à mesurer les indicateurs d'association spatiale locale au sein du territoire. Nos résultats sont représentés dans la Carte 1 en ce qui concerne la densité d'emploi, et dans les Cartes 2 et 3 en ce qui concerne la distribution de la population.

La densité d'emploi de chaque zone est comparée à celle de ses voisins afin de décrire la distribution de l'emploi en termes d'associations spatiales locales. Le tableau 3 montre les associations spatiales locales entre chaque zone et ses voisines. Concernant la distribution de l'emploi au sein de la Communauté Urbaine de Lyon, 42% des observations sont caractérisées par une autocorrélation spatiale positive (31.1% de *HH*, 10.4% de *BB*) et 58% par une autocorrélation spatiale négative.

Tableau 3: Les associations spatiales locales

Associations locales	Densité de population (1999)		Densité de population (2009)		Densité d'emploi (2009)	
Haut-Haut	90	31,14%	92	31,19%	52	19,85%
Bas-Bas	30	10,38%	29	9,83%	6	2,29%
Haut-Bas	154	53,29%	158	53,56%	200	76,34%
Bas-Haut	15	5,19%	16	5,42%	4	1,53%
Non significatif	217	-	211	-	244	-

Lecture: Dans la Communauté Urbaine de Lyon, 31,14% des quartiers ont une configuration *Haut-Haut*, avec une densité de population élevée en 1999 entourés de quartiers aux densités de population également élevées.

Source: Recensement Nationale de la Population 1999 and 2009.

Carte 1: Carte de significativité de Moran concernant la densité d'emploi en 2009
(matrice de contiguïté à l'ordre 2)



La Carte 1, représentant les associations spatiale au niveau local, révèle la présence d'un centre d'emploi principal dans le centre-ville Lyonnais, où les quartiers ont une densité d'emploi élevée et sont entourés de quartiers aux densités d'emploi également élevées (configurations *Haut-Haut* dans le graphique de Moran). On identifie également cinq centres d'emploi secondaires potentiels, caractérisés par des densités d'emploi

supérieures à celles des quartiers voisins (configurations *Haut-Bas*). Ceux-ci seront utilisés dans l'analyse économétrique du modèle multicentrique, afin de tester leur significativité sur la configuration spatiale de la Communauté Urbaine Lyonnaise.

Carte 2: Carte de significativité de Moran concernant la densité de population en 1999
(matrice de contiguïté à l'ordre 2)



Carte 3 : Carte de significativité de Moran concernant la densité de population en 2009
(matrice de contiguïté à l'ordre 2)



Les mêmes outils sont utilisés pour décrire la répartition de la population en 1999 et en 2009. Les résultats présentés dans les cartes 2 et 3 révèlent une distribution similaire au schéma de distribution de l'emploi, avec une forte concentration de densités élevées au centre-ville (associations locales *Haut-Haut*) et plusieurs zones secondaires de concentration de la population (configurations *Haut-Bas* et *Bas-Haut* dans le graphique de Moran). En comparant les résultats de 1999 et de 2009, on constate que la configuration spatiale de la répartition de la population est restée similaire au cours de la dernière décennie, la proportion de chaque type d'associations locales étant restée identique. Cette hypothèse sera testée dans la section suivante, en comparant les gradients de la densité de population obtenus dans l'analyse économétrique du modèle multicentrique.

3.3. Estimation des fonctions de densité de population et d'emploi

Nous estimons les fonctions de densité de la population et de l'emploi selon trois types de formes urbaines : monocentrique suivant une loi négative exponentielle, monocentrique suivant une loi spline-exponentielle et multicentrique. La comparaison des résultats de nos régressions économétriques nous permet de déterminer quelle forme urbaine correspond le mieux à la distribution de la population et de l'emploi au sein de la Communauté Urbaine de Lyon. Les spécifications retenues sont estimées pour deux périodes (1999 et 2009) pour la population, et pour une période (2009) concernant l'emploi⁹. Une telle démarche nous permet d'analyser l'évolution de la configuration spatiale au cours de la période, et de confirmer ou infirmer les résultats des études sur données lyonnaises citées précédemment.

3.3.1. Densité de population

Le tableau 4 présente les résultats des estimations du modèle monocentrique suivant une loi négative exponentielle, en 1999 et en 2009. Les résultats de l'estimation par la méthode des MCO sont donnés dans la première colonne, et révèlent un gradient de la densité négatif et significatif au seuil de 1%, en 1999 et en 2009. Ce résultat confirme le déclin de la densité de population avec la distance au centre. La valeur du gradient montre un recul de l'effet de la distance au centre avec une baisse de 2.7% entre 1999 (-0.220) et 2009 (-0.214). Cette baisse du gradient peut traduire un recul de l'attractivité du centre-ville pour les ménages. Les tests de Lagrange, LM-error et LM-lag ainsi que leurs versions robustes révèlent la présence d'autocorrélation spatiale entre les termes d'erreurs plutôt qu'entre les observations¹⁰. Les colonnes 2 et 3 nous donnent les résultats du même modèle, mais en utilisant les outils de l'économétrie spatiale afin de corriger de ce biais, par la méthode du maximum de vraisemblance (SEMM-ML) et par la méthode des moments généralisés (SEM-GMM). Les résultats de l'estimation restent significatifs, quelle que soit la méthode d'estimation. On observe une baisse de la densité de population de 21.9% en 1999 pour chaque kilomètre depuis le centre. La régression par la méthode des MCO et sans correction de l'autocorrélation spatiale donnait des résultats biaisés et surestimés. Le déclin de la densité est moins important en 2009, avec une baisse de 21.3% de la densité par kilomètre.

La quatrième colonne nous donne les résultats du modèle de Durbin spatial. L'effet de la distance au centre-ville est ici confirmé et plus élevé, avec une baisse de 44.2% par kilomètre de la densité de population en 1999. On confirme également la baisse de l'effet de la distance au centre avec un effet diminué de 1% entre les deux périodes.

Nous retenons les résultats du modèle SEM comme étant les plus proches de la réalité. En nous appuyant sur les tests du ratio de vraisemblance, dont la méthode est détaillée dans l'Annexe B, et les résultats en annexes C et D, il apparaît comme plus approprié que ne l'est le modèle de Durbin.

⁹ Nous ne disposons pas des données sur l'emploi à l'échelle de l'IRIS en 1999.

¹⁰ La valeur du gradient et le niveau de significativité est supérieur pour le test LM-error à celui du test LM-lag.

Tableau 4: Modèle monocentrique, fonction négative exponentielle – Population

Variables	1999				2009			
	OLS-White	SEM-ML	SEM-GMM	DURBIN-ML	OLS-White	SEM-ML	SEM-GMM	DURBIN-ML
Ln D0	9,662*** (0,119)	9,757*** (0,168)	9,782*** (0,218)	6,678*** (0,841)	9,614*** (0,137)	9,664*** (0,171)	9,683*** (0,198)	7,516*** (0,911)
DCBD	-0,220*** (0,017)	-0,219*** (0,023)	-0,219*** (0,030)	-0,442*** (0,079)	-0,214*** (0,02)	-0,213*** (0,024)	-0,212*** (0,028)	-0,432*** (0,093)
w.DCBD				0,329*** (0,091)				0,301*** (0,106)
λ		0,314*** (0,087)	0,514*** (0,059)			0,215** (0,095)	0,348*** (0,067)	
ρ				0,293*** (0,088)				0,201** (0,095)
R2	0,243	0,243	0,243		0,186	0,186	0,186	
Moran's I (error)	4,787				2,967			
<i>p-value</i>	0,000				0,003			
LM-Lag	11,869				4,088			
<i>p-value</i>	0,001				0,043			
Robust LM-Lag	10,094				6,606			
<i>p-value</i>	0,001				0,010			
LM-error	19,824				7,165			
<i>p-value</i>	0,000				0,007			
Robust LM-error	18,049				9,683			
<i>p-value</i>	0,000				0,002			
Observations	497				497			

Sources: Recensement de la Population (1999 and 2009), INSEE.

Lecture: ***, ** et * pour une significativité au seuil de 1%, 5% and 10% respectivement. Les écarts-types sont en italique et entre parenthèse. Les p-values des tests d'autocorrélations spatiales sont en italique. Les résultats de la première colonne OLS-White sont obtenus en utilisant les outils de White (1980) pour corriger de l'hétéroscédasticité.

La forme négative-exponentielle présentée précédemment suppose l'homogénéité de la fonction de densité à travers l'ensemble du territoire étudié. Nous supposons à présent une forme d'hétérogénéité de la densité de population avec la distance au centre, avec une rupture à un rayon de 8 kilomètres du centre d'activité ; au-delà de cette distance, on ne distingue plus de zones de fortes concentration de population ou d'emploi. Le tableau 5 présente les résultats du modèle monocentrique *spline-exponentiel*. Dans la première colonne, on voit que le gradient de la distance est également négatif et significatif, même si sa valeur est modifiée. A l'inverse, le coefficient associé à x , la borne de 8 kilomètres, n'est pas significatif. Cela pourrait indiquer l'absence de rupture dans la densité d'emploi à travers l'ensemble du territoire. Ce résultat n'est pas lié à une mauvaise spécification du modèle ; la prise en compte de la présence d'autocorrélation spatiale sur le terme d'erreur ne modifie pas la significativité de nos résultats.

Cependant, dans le modèle Durbin spatial, le gradient associé à cette borne de 8 kilomètre est significatif et de signe attendu, que ce soit en 1999 (+0.479) ou en 2009 (+0.463). Ces résultats s'interprètent comme une discontinuité dans la répartition de la population, celle-ci déclinant d'autant plus vite avec la distance au centre au-delà de la borne de 8 kilomètres.

Les tests du ratio de vraisemblance (Annexe D) nous mènent à retenir les résultats de la régression par la méthode SEM : nous rejetons donc l'hypothèse de discontinuité dans la distribution de la population en fonction de la distance au centre.

Tableau 5 : Le modèle monocentrique, fonction spline-exponentielle - Population

Variables	1999				2009			
	OLS-White	SEM-ML	SEM-GMM	Durbin-ML	OLS-White	SEM-ML	SEM-GMM	Durbin-ML
Ln D0	9,789*** (0,149)	9,887*** (0,206)	9,913*** (0,258)	6,741*** (0,877)	9,761*** (0,171)	9,805*** (0,209)	9,822*** (0,237)	7,647*** (0,966)
DCBD	-0,253*** (0,030)	-0,253*** (0,038)	-0,254*** (0,048)	-0,792*** (0,136)	-0,253*** (0,034)	-0,250*** (0,040)	-0,250*** (0,045)	-0,773*** (0,158)
x	0,091 (0,065)	0,088 (0,079)	0,089 (0,090)	0,479*** (0,156)	0,106 (0,075)	0,099 (0,085)	0,098 (0,092)	0,463** (0,182)
w.DCBD				0,686*** (0,155)				0,637*** (0,182)
w.x				-0,479** (0,211)				-0,428* (0,247)
λ		0,308*** (0,088)	0,495*** (0,060)			0,203** (0,096)	0,323*** (0,069)	
ρ				0,280*** (0,089)				0,185* (0,097)
R2	0,243	0,246	0,246		0,186	0,190	0,190	
Moran's I (error)	4,718				2,834			
<i>p-value</i>	0,000				0,005			
LM-Lag	9,987				2,885			
<i>p-value</i>	0,002				0,084			
Robust LM-Lag	18,348				12,876			
<i>p-value</i>	0,000				0,000			
LM-error	18,318				6,028			
<i>p-value</i>	0,000				0,014			
Robust LM-error	26,679				16,019			
<i>p-value</i>	0,000				0,000			
Observations	497				497			

Sources: Recensement de la Population (1999 and 2009), INSEE.

Lecture: ***, ** et * pour une significativité au seuil de 1%, 5% and 10% respectivement. Les écarts-types sont en italique et entre parenthèse. Les p-values des tests d'autocorrélations spatiales sont en italique. Les résultats de la première colonne OLS-White sont obtenus en utilisant les outils de White (1980) pour corriger de l'hétéroscédasticité.

Les résultats de l'ESDA ont révélé l'existence de potentiels centres d'emploi secondaires. De ce fait, nous testons l'éventualité d'une forme multicentrique de la Communauté Urbaine de Lyon. Nous considérons le centre de Lyon comme étant le centre d'emploi principal (CBD) et nous testons l'effet des cinq centres secondaires identifiés : Rillieux-la-Pape, Vaulx-en-Velin, Venissieux, Saint-Priest et Oullins. Les résultats de notre estimation sont présentés dans le tableau 6.

De nouveau, le paramètre associé à la distance au centre d'emploi principal est négatif et significatif, même si d'amplitude inférieure relativement au modèle monocentrique (colonne 1). Donc, malgré la prise en compte des centres d'emploi secondaires, la distance au centre-ville lyonnais a une importance significative dans la répartition de la population. De plus, sur les cinq centres secondaires, quatre ont une influence significative au seuil de 1 et 10%. C'est le cas de Rillieux-la-Pape et Vaulx-en-Velin situés au Nord-Est de Lyon, ainsi que de Saint-Priest et Venissieux au Sud-Est. On constate également que les coefficients sont de signe attendu ; la relation positive entre la densité de population et l'inverse de la distance aux centres secondaires s'interprète comme une baisse de la densité lorsque la distance augmente. Par exemple, chaque kilomètre supplémentaire depuis Saint-Priest se traduit par une baisse de la densité de population de 127.1%. De ce fait, la baisse du gradient entre 1999 et 2009 se traduit par une hausse de l'attractivité des centres secondaires, la densité de population diminuant moins rapidement qu'auparavant avec la distance. C'est le cas pour Venissieux et Saint-Priest qui ont vu leur attractivité croître au cours de la dernière décennie. Si l'on s'intéresse de nouveau au cas

de Saint-Priest, en 2009, la densité de population diminue de 125.1% pour chaque kilomètre, soit une réduction de 2% en dix ans.

Tableau 6: Fonction de densité multicentrique- Population

	1999	2009
Variables	OLS-White	OLS-White
Ln D0	9,252*** (0,153)	9,220*** (0,179)
DCBD	-0,252*** (0,018)	-0,245*** (0,021)
1/(dist to Rillieux la P.)	0,485* (0,268)	0,513 (0,313)
1/(dist to Vaulx en V.)	0,810*** (0,274)	0,829*** (0,319)
1/(dist to Ven.)	0,796*** (0,253)	0,738** (0,295)
1/(dist to Saint-P.)	1,271*** (0,234)	1,251*** (0,273)
1/(dist to Oul.)	0,234 (0,275)	0,159 (0,320)
R2	0,303	0,231
Moran's I (error)	2,473	1,259
<i>p-value</i>	0,013	0,208
LM Lag	2,700	0,420
<i>p-value</i>	0,100	0,517
LM Lag (robust)	0,014	0,000
<i>p-value</i>	0,907	0,986
LM error	3,323	0,461
<i>p-value</i>	0,068	0,497
LM erro (robust)	0,636	0,041
<i>p-value</i>	0,425	0,839
Observations	497	497

Sources: Recensement de la Population (1999 and 2009), INSEE.

Lecture: ***, ** et * pour une significativité au seuil de 1%, 5% and 10% respectivement. Les écarts-types sont en italique et entre parenthèse. Les p-values des tests d'autocorrélations spatiales sont en italique. Les résultats de la première colonne OLS-White sont obtenus en utilisant les outils de White (1980) pour corriger de l'hétéroscédasticité.

Les tests d'autocorrélation spatiale confirme la présence d'autocorrélation spatiale globale sur le territoire (la valeur du I de Moran est positive et significative au seuil de 5%). Cependant, les tests LM-Lag et LM-Erreur ainsi que leurs versions robustes ne sont pas significatifs. Cette situation laisse à penser que la spécification du modèle étant simpliste, et ne prenant en compte que la distance aux centres d'emploi, ne permet pas de traiter de l'autocorrélation spatiale sur le territoire. Cela indique qu'il y a des erreurs dans la spécification du modèle qui biaisent les résultats sur lesquels se basent les tests robustes du multiplicateur de Lagrange (Anselin, 2005).

Les travaux de Lesage et Pace (2009) synthétisé par Elhorst (2010) mènent à penser que l'estimation des modèles SAR et SEM doivent malgré tout être réalisés. Les résultats complets sont présentés dans l'annexe A.

Si les coefficients ρ et/ou λ , mesurant l'autocorrélation spatiale dans chacun de ces modèles, sont significatifs, nous retenons les résultats de la régression SAR, SEM ou Durbin. Dans notre cas, et pour les deux années d'étude, les deux coefficients ne sont pas significatifs¹¹. Nous retenons donc les résultats estimés par la méthode des Moindres Carrés Ordinaires. Cependant, ces résultats sont à interpréter avec précaution; le fait de ne pas prendre en compte l'autocorrélation spatiale dans la régression laisse à penser que les résultats présentés et la significativité des centres d'emploi secondaires dans la répartition de la population peuvent être biaisés. Nous interprétons l'absence de significativité des tests de Lagrange comme l'inadaptation du modèle multicentrique dans sa forme classique aux données de la Communauté Urbaine de Lyon.

Les résultats des différentes estimations confirment le rôle central de la distance au centre-ville Lyonnais sur la répartition de la population, en 1999 et en 2009. La baisse de la densité de population avec la distance est continue et ne connaît pas d'effet de seuil à 8 kilomètre du centre. Finalement, l'hypothèse d'une forme urbaine multicentrique est rejetée, confirmant ainsi les résultats des études empiriques sur données lyonnaises.

3.3.1. La densité d'emploi

Dans cette dernière section, nous réalisons les mêmes analyses afin d'estimer la fonction de densité de l'emploi. Notre objectif est de pouvoir comparer la répartition de l'emploi à la répartition de la population afin de savoir s'ils répondent aux mêmes logiques en termes d'organisation spatiale. Le tableau 7 présente les résultats des fonctions de densité du modèle monocentrique, dans sa forme négative exponentielle et *spline-exponentiel*. Dans les deux cas, le test de Moran confirme la présence d'autocorrélation spatiale et les tests de Lagrange montrent que celle-ci est liée aux termes d'erreur spatialement corrélés. Quelle que soit la méthode d'estimation retenue, par maximum de vraisemblance ou par la méthode des moments généralisés, le gradient de la densité au centre d'emploi principal est négatif et significatif au seuil de 1%. Dans le premier modèle, cela signifie que la densité d'emploi décroît de 42% pour chaque kilomètre parcouru, et de 58% dans le second modèle.

De plus, et contrairement à l'analyse de la répartition de la population, on constate que le coefficient associé à la distance x est positif et significatif, révélant un changement du gradient de la densité après 8 kilomètres. Toutes choses étant égales par ailleurs, la densité d'emploi diminue de 57.9% par kilomètre pour les quartiers situés à moins de 8 kilomètres du centre, alors qu'elle ne diminue plus que de 16.7% pour les quartiers situés à plus de 8 kilomètres.

D'autre part, en comparant densité d'emploi et de population, il est également important de souligner que l'effet de la distance au centre a un impact plus important sur la répartition des emplois que sur la répartition de la population, les coefficients associés étant plus élevés quelle que soit la méthode d'estimation retenue. Nous avons également testé le modèle de Durbin qui donne les mêmes résultats pour les deux spécifications. Finalement, quelle que soit la méthode économétrique utilisée, le modèle monocentrique est validé.

Bien que les résultats du modèle monocentrique soient statistiquement significatifs, nous souhaitons vérifier si la distribution de l'emploi correspond au modèle multicentrique (résultats présentés dans le tableau 8). Nous retenons comme centres secondaires potentiels les zones de concentration d'emploi identifiées par l'ESDA et utilisées pour l'estimation des fonctions de densité de population.

Les résultats de la première colonne confirment le rôle du centre d'emploi principal, pour lequel le gradient est négatif et significatif. Le test de Moran révèle la présence d'autocorrélation spatiale entre les observations, et les tests de Lagrange montrent que celle-ci est plutôt liée à un effet de dispersion entre zones géographiques voisines. Il nous faut donc utiliser un modèle de type SAR (colonne 2).

¹¹ Le coefficient ρ n'est pas significatif, ce qui confirme le rejet de l'hypothèse d'autocorrélation spatiale entre les observations. Le coefficient λ n'est significatif que pour l'estimation par la méthode des GMM.; ce résultat n'étant pas robuste (non significatif lors de l'estimation par maximum de vraisemblance), nous rejetons également l'hypothèse d'autocorrélation spatiale entre les termes d'erreur.

Tableau 7: Les fonctions de densité monocentriques – Emploi

Variables	Negative exponential				Spline exponential			
	OLS-White	SEM-ML	SEM-GMM	Durbin Model	OLS-White	SEM-ML	SEM-GMM	Durbin Model
Ln D0	8,830*** (0,202)	8,847*** (0,308)	8,846*** (0,321)	5,265*** (0,767)	9,434*** (0,250)	9,473*** (0,351)	9,470*** (0,367)	6,429*** (0,896)
DCBD	-0,414*** (0,030)	-0,419*** (0,044)	-0,418*** (0,045)	-0,519*** (0,135)	-0,573*** (0,050)	-0,580*** (0,067)	-0,579*** (0,069)	-0,952*** (0,230)
Wx_DCBD				0,286* 0,154				0,569** (0,263)
x					0,436*** (0,109)	0,411*** (0,135)	0,412*** (0,138)	0,526** (0,263)
Wx_x								-0,122 (0,359)
λ		0,401*** (0,084)	0,430*** (0,057)			0,345*** (0,089)	0,382*** (0,061)	
ρ				0,393*** (0,084)				0,304*** (0,090)
R2	0,281	0,282	0,282		0,302	0,304	0,304	
Moran's I (error)	6,299				5,124			
<i>p-value</i>	0,000				0,000			
LM-Lag	27,909				15,069			
<i>p-value</i>	0,000				0,000			
Robust LM-Lag	1,728				6,141			
<i>p-value</i>	0,189				0,013			
LM-error	35,127				21,836			
<i>p-value</i>	0,000				0,000			
Robust LM-error	8,946				12,908			
<i>p-value</i>	0,003				0,000			
Observations		497				497		

Sources: Recensement de la Population (1999 and 2009), INSEE.

Lecture: ***, ** et * pour une significativité au seuil de 1%, 5% and 10% respectivement. Les écarts-types sont en italique et entre parenthèse. Les p-values des tests d'autocorrélations spatiales sont en italique. Les résultats de la première colonne OLS-White sont obtenus en utilisant les outils de White (1980) pour corriger de l'hétéroscédasticité.

Dans le cas du modèle SAR, les effets des variables explicatives ne correspondent pas aux coefficients qui leur sont associés du fait de l'introduction de la variable spatialement décalée¹². Nous ne commentons ici que leur signe et leur significativité. Les résultats par la méthode de Durbin présentés en colonne 3 montrent que trois centres d'emploi secondaires semblent avoir un impact significatif sur la distribution des emplois, aux seuils de 10% et 5%. C'est le cas de Vaulx-en-Velin, Vénissieux et Saint-Priest. Le coefficient ρ étant positif et significatif, le modèle ainsi estimé corrige de l'autocorrélation spatiale et donne des résultats non biaisés.

L'analyse de la fonction de densité de l'emploi montre que la distance au centre principal a un impact fort et significatif sur la répartition de l'emploi dans l'ensemble de la Communauté Urbaine Lyonnaise. Cet effet est d'autant plus vrai pour les zones géographiques situées à moins de 8 kilomètres du centre. Il apparaît également que certains centres d'emploi secondaires ont un impact significatif sur la distribution des activités au sein du territoire, confirmant ainsi la forme multicentrique de l'emploi trouvé dans la littérature.

¹² Le coefficient estimé par le modèle ne correspond pas aux effets marginaux d'une variation de la variable explicative sur la variable à expliquer. Cela signifie que les coefficients ne peuvent pas s'interpréter de la même façon que dans le cas de régression linéaire simple du fait de l'introduction de la variable spatialement décalée.

Tableau 8: Fonction de densité multicentrique – Emploi

Variables	OLS-White	SAR	Durbin Model
Ln D0	8,504*** (0,268)	5,948*** (0,821)	7,032*** (0,932)
DCBD	-0,448*** (0,031)	-0,333*** (0,046)	-0,395*** (0,137)
1/(dist to Rillieux la P.)	0,335 (0,469)	0,365 (0,459)	0,348 (0,701)
1/(dist to Vaulx en V.)	1,047** (0,479)	0,841* (0,473)	-0,182 (0,963)
1/(dist to Ven.)	0,924** (0,442)	0,831* (0,434)	0,558 (0,821)
1/(dist to Saint-P.)	1,220*** (0,409)	0,856** (0,415)	-0,218 (0,536)
1/(dist to Oul.)	-0,341 (0,480)	-0,072 (0,477)	1,777** (0,788)
Wx_DCBD			-0,016 (0,165)
Wx_1/(dist to Rillieux la P.)			-0,151 (1,339)
Wx_1/(dist to Vaulx en V.)			1,696 (1,520)
Wx_1/(dist to Ven.)			0,502 (1,312)
Wx_1/(dist to Saint-P.)			2,819*** (0,965)
Wx_1/(dist to Oul.)			-3,401*** (1,256)
rho		0,299*** (0,091)	0,186* (0,099)
R2	0,300		
Moran's I (error)	3,928		
<i>p-value</i>	0,000		
LM Lag	13,820		
<i>p-value</i>	0,000		
LM Lag (robust)	4,603		
<i>p-value</i>	0,032		
LM error	10,196		
<i>p-value</i>	0,001		
LM erro (robust)	0,980		
<i>p-value</i>	0,322		
Observations	497		

Sources: Recensement de la Population (1999 and 2009), INSEE.

Lecture: ***, ** et * pour une significativité au seuil de 1%, 5% and 10% respectivement. Les écarts-types sont en italique et entre parenthèse. Les p-values des tests d'autocorrélations spatiales sont en italique. Les résultats de la première colonne OLS-White sont obtenus en utilisant les outils de White (1980) pour corriger de l'hétéroscédasticité.

En travaillant sur des données différentes, à une échelle plus fine et plus récentes, nous confirmons les résultats de la littérature qui traitaient de la répartition des emplois et de la population autour de l'agglomération Lyonnaise (Buisson et al. 2001 ; Mignot, 2013). L'apparition de centres d'emploi secondaires a modifié la répartition des activités au sein de la Communauté Urbaine de Lyon, même si celle-ci reste principalement déterminée par la distance au centre-ville. Malgré le fait que l'emploi suive un schéma multicentrique, la répartition de la population ne suit pas les schémas classiques de l'économie urbaine réfutant l'hypothèse du modèle multicentrique.

Conclusion

L'objectif de cet article était d'analyser la répartition de l'emploi et de la population au sein de la Communauté Urbaine de Lyon. Nous avons fait appel à différentes spécifications (monocentrique suivant une distribution négative exponentielle, ou suivant une distribution *spline exponentiel*, multicentrique) afin de tester la robustesse des résultats obtenus par l'analyse exploratoire des données spatialisées, et déterminer quel type de modèle correspond le mieux à la réalité de l'organisation spatiale du Grand Lyon.

Nos résultats montrent que la localisation des activités, bien que principalement déterminée par la distance au centre-ville Lyonnais, suit un schéma multicentrique avec une influence significative de trois centres d'emploi secondaires (Saint-Priest, Venissieux et Vaulx-en-Velin). L'analyse de la répartition de la population ne nous permet pas d'arriver aux mêmes conclusions ; bien que l'analyse exploratoire des données spatiales révélait la présence de zones de fortes concentrations de la population en dehors du centre Lyonnais, l'analyse économétrique ne nous a pas permis de confirmer ces résultats. Le modèle multicentrique, tel qu'il est établi dans sa forme simplifiée, ne permet pas de contrôler de l'autocorrélation spatiale par le biais des outils classiques de l'économétrie spatiale.

Pourtant, dans les faits, il apparaît que les politiques d'aménagement du territoire mises en place vont dans le sens du passage d'un espace monocentré sur la ville de Lyon vers un schéma multicentrique, avec l'émergence de centres secondaires d'emploi qui impactent la répartition de la population. En effet, le plan d'aménagement du territoire « Lyon 2010 » présenté en 1988 avait pour objectif de maîtriser l'étalement urbain. Il visait au développement de la multipolarité de la métropole et du réseau de transports collectifs. Les investissements réalisés au cours des deux dernières décennies ont permis de connecter le centre lyonnais à des pôles périphériques qui ont parallèlement développé leurs activités économiques. En 2010, le projet d'aménagement et de développement durable « SCOT 2030 » visait, entre autres, à renforcer la multipolarité de la Communauté Urbaine de Lyon. Dans ce sens, les centres d'emploi secondaires identifiés dans cette étude, Vaulx-en-Velin, Venissieux, Rillieux-la-Pape, Saint-Priest et Oullins font partie des « bassins de vie à structurer ». Au cours des prochaines décennies, la multipolarité pourrait être accrue, par le biais du renforcement et de la restructuration des réseaux de transports, en vue de permettre un meilleur maillage du territoire et de réduire les mobilités quotidiennes.

Bibliographie

- Aguilera, A., Massot, M., and L., P., 2006, L'intégration du périurbain francilien à la métropole parisienne. Une mesure par les flux quotidiens de personnes. in *Paris et ses franges : étalement urbain et polycentrisme*, University of Dijon, pp. 73–97.
- Aguilera A., Mignot D., Bloy D., Caubel D. and Madre J.L., 2013, Urban forms, mobility and segregation. a Lille-Lyon-Marseille comparison. *Dialogues in Urban Planning*.
- Alonso W., 1964, Location and land use - Towards a general theory of land rent. Cambridge - Harvard University Press.
- Alperovich G., 1996, The effectiveness of spline urban density functions: an empirical investigation. *Urban Studies*, 32, pp.1537–1548.
- Amara M., Kriaa M., and Montacer M., 2010, Centralité des activités dans la région urbaine de tunis (1994-2004). *Revue d'Économie Régionale et Urbaine*, pp. 473–509.

- Anas A., Arnott R., and Small K., 1998, Urban spatial structure. *Journal of Economic Perspectives*, 36.9.
- Anselin L., 1988, *Spatial Econometrics: Methods and Models*. MA: Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Anselin L., 1995, Local indicators of spatial association - LISA. *Geographical Analysis*, 27, pp. 93–115.
- Anselin L., 1996, The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association. London: Taylor and Francis.
- Anselin L., 2001, *Spatial Econometrics. Companion to Econometrics*.
- Baccaïni B. and Sémécurbe F., 2009, La croissance périurbaine depuis 45 ans. Insee Première, 1240.
- Baumont C., Ertur C. and Gallo J. L., 2004, Spatial Analysis Of Employment And Population Density: The Case Of The Agglomeration Of Dijon 1999. *Geographical Analysis*, vol. 36(2), pp. 146-176.
- Baumont, C. and Le Gallo J., 1999, Empirical foundations of multicentric urban models. Technical report, Laboratoire d'Economie et de Gestion (LEG), 46th North American Congress of the Regional Science Association International – Montreal (Canada). 11-14-1999.
- Ben Said F. and Ayadi M., 2011, Analyse de l'étalement urbain selon le profil de la densité résidentielle dans le district de Tunis: application de la technique des "spline regression" spatiales. *JMA* 2014.
- Bertaud A., 2001, Metropolis: A measure of the spatial organization of 7 large cities. Technical report, NYU Stern Urbanization Project.
- Blanc M., Schmitt B., and Ambiaud E., 2007, Orientation économique et croissance locale de l'emploi dans les bassins de vie des bourgs et petites villes. *Economie et Statistique*, 402, pp. 57–74.
- Boiteux-Orain C. and Guillaïn R., 2003, Changes in the intra-metropolitan location of producer services in Ile-De-France (1978-1997): do information technologies promote a more dispersed spatial pattern. LEG - Document de travail, Université de Bourgogne.
- Brueckner J. K., Thisse J.-F., and Zenou Y., 1999, Why is central Paris rich and downtown Detroit poor?: An amenity-based theory. *European Economic Review*, 43(1), pp. 91–107.
- Buisson M.-A., Mignot D., and Aguilera, A., 2001, Métropolisation et polarités intra-urbaines. le cas de Lyon. *Revue d'Economie Régionale et Urbaine*, 2, pp. 271–296.
- Bumsoo L., 2007, 'Edge' or 'edgeless' cities? Urban spatial structure in U.S. metropolitan areas, 1980 to 2000. *Journal of Regional Science*, 47(3), pp. 479–515.
- Bussiere, R., 1972, Modèle de localisation résidentielle. *Annales du centre de Recherche d'Urbanisme*.
- Cadoret I., 2004, *Econométrie Appliquée : Méthodes, Applications, Corrigés*.
- Cervero R. and Wu K., 1997, Polycentrism, commuting, and residential location in San Francisco Bay area. *Environment and Planning A*, 29, pp.865–86.
- Chen, H., 1997, Models of urban population and employment density: the spatial structure of monocentric and polycentric functions in Greater Taipei and a comparison to Los Angeles. *Geographical and Environmental Modelling*, 1, pp.135–51.
- Clark, C., 1968, *Population growth and land use*. New York, Saint Martin Press.
- Cliff, A. D. and Ord J., 1973, *Spatial Autocorrelation*. Pion, London.
- Coffey W., Polèse M., and Drolet R., 1996, Examining the thesis of Central Business District decline: evidence from the Montreal metropolitan area. *Environment and Planning A*, 28, pp.1795–1814.
- Crozet Y. and Joly I., 2007, La loi de Zahavi: quelle pertinence pour comprendre la construction et la dilatation des espaces-temps de la ville? 163. Recherche, PUCA edition.
- J. Paul Elhorst, 2010, Applied Spatial Econometrics: Raising the Bar, *Spatial Economic Analysis*, 5:1, pp. 9-28.
- Fujita, M. and Ogawa, H., 1997, Multiple equilibria and structural transition of non-monocentric urban configurations. *Regional Science and Urban Economics*, 12(2), pp. 161–196.
- Fujita, M. and Thisse, J.-F., 1997, Economie géographique, problèmes anciens et nouvelles perspectives. *Annales d'Economie et Statistique*, (45), pp. 37–87.

- Gaschet, F., 2000, La structure d'un espace urbain polycentrique: la métropole bordelaise. Structure des villes, entreprises et marchés urbains.
- Gordon, P., Richardson, H., and Wong, H., 1986, The distribution of population and employment in a polycentric city: the case of Los Angeles. *Environment and Planning A*, 18, pp.161–173.
- Guillain, R. and Le Gallo, J., 2007, Agglomeration and dispersion of economic activities in Paris and its surroundings : An exploratory spatial data analysis. LEG - Document de travail - Economie 2007-01, LEG, Laboratoire d'Economie et de Gestion, CNRS, Université de Bourgogne.
- Hamilton, B. W. and Röell, A., 1982, Wasteful commuting. *Journal of Political Economy*, 90(5), pp. 1035–1053.
- Heikkilä, E., Gordon, P., Kim, J. I., Peiser, R. B., Richardson, H. W., and Dale-Johnson, D., 1989, What happened to the CBD-distance gradient?: land values in a policentric city. *Environment and Planning A*, 21(2), pp. 221–232.
- Horton, F. E. and Reynolds, D. R., 1971, Action space differentials in cities. *Perspectives in geography: Models of spatial interaction*, pp. 83–102.
- Jayet, H., 1993, Analyse spatiale quantitative: une introduction. Economica, Paris.
- Le Gallo, J., 2002, Économétrie spatiale : l'autocorrélation spatiale dans les modèles de régression linéaire, *Economie et prévision*, n°155, pp. 139-157.
- LeSage, J., 1999, Spatial Econometrics. The Web Book of Regional Science.
- LeSage, J. P. et Pace, R. K., 2009, Introduction to Spatial Econometrics, Boca Raton, Taylor & Francis.
- McMillen, D. and McDonald, J., 1998a, Population density in Chicago: a bid rent approach. *Urban Studies*, 7, pp.119–30.
- McMillen, D. and McDonald, J., 1998b, Suburban subcenters and employment density in metropolitan Chicago. *Journal of Urban Economics*, 43, pp.157–80.
- McMillen, D. P., 2004, Employment densities, spatial autocorrelation, and subcenters in large metropolitan areas. *Journal of Regional Science*, 44(2), pp.225–244.
- Medam, A., 1998, Villes pour un Sociologue. L'Harmattan.
- Mills, E. S., 1967, An aggregative model of resource allocation in a metropolitan area. *The American Economic Review*, 57(2), pp.197–210.
- Mills, E. S. and Tan, J., 1980, A comparison of urban population density functions in developed and developing countries. *Urban Studies*, 17.
- Muth, R., 1969, Cities and Housing: The Spatial Pattern of Urban Residential Land-Use. Chicago and London: The University of Chicago Press.
- Myrtho, J. and Wang, F., 2010, Population density patterns in Port-au-Prince, Haiti: A model of Latin American city? *Cities*, 27(3), pp.127 – 136.
- Peguy, P.-Y., 2000, Analyse économique des configurations urbaines et de leur étalement. PhD thesis, Université Lumière Lyon 2.
- Pouyanne, G., 2004, The influence of urban form on travel patterns. An application to the metropolitan area of Bordeaux. ERSA conference papers ersa04p244, European Regional Science Association.
- Sari F., 2011, Expliquer les déplacements domicile-travail en Ile-de-France: le rôle de la structure urbaine et des caractéristiques socio-économiques. *Les Cahiers Scientifiques du Transport*, n°60.
- Small, K. A. and Song, S., 1994, Population and employment densities: Structure and change. *Journal of Urban Economics*, 36, pp.292–313.
- Waddell, P. and Shukla, V., 1993, Employment dynamics, spatial restructuring, and the business cycle. *Geographical Analysis*, 25(1), pp.35–52.
- Wiel, M., 2010, Etalement urbain et mobilité. La documentation française.
- Wu, F., 1998, Polycentric urban development and land-use change in Transitional Economy: the case of Guangzhou. *Environment and Planning A*, 30, pp.1077–1100.

Annexes

Annexe A: Le modèle Multicentrique – Fonction de la densité de population

Variables	1999					2009				
	OLS-White	SEM-ML	SEM-GMM	SAR -ML	DURBIN-ML	OLS-White	SEM-ML	SEM-GMM	SAR-ML	DURBIN-ML
Ln D0	9,252*** (0,153)	9,250*** (0,172)	9,253*** (0,218)	8,016*** (0,877)	8,273*** (0,943)	9,220*** (0,179)	9,215*** (0,187)	9,210*** (0,211)	8,677*** (0,944)	9,106*** (1,019)
DCBD	-0,252*** (0,018)	-0,248*** (0,020)	-0,245*** (0,026)	-0,223*** (0,027)	-0,366*** (0,080)	-0,245*** (0,021)	-0,244*** (0,022)	-0,241*** (0,025)	-0,233*** (0,030)	-0,346*** (0,094)
1/(dist to Rillieux la P.)	0,485* (0,268)	0,577** (0,290)	0,630** (0,312)	0,527** (0,267)	1,036** (0,408)	0,513 (0,313)	0,547* (0,323)	0,591* (0,338)	0,529* (0,312)	0,976** (0,478)
1/(dist to Vaulx en V.)	0,810*** (0,274)	0,847*** (0,298)	0,870** (0,346)	0,791*** (0,272)	0,885 (0,558)	0,829*** (0,319)	0,841** (0,330)	0,856** (0,359)	0,818*** (0,317)	0,742 (0,655)
1/(dist to Ven.)	0,796*** (0,253)	0,787*** (0,273)	0,781** (0,314)	0,758*** (0,252)	0,531 (0,478)	0,738** (0,295)	0,740** (0,303)	0,742** (0,329)	0,726** (0,294)	0,598 (0,561)
1/(dist to Saint-P.)	1,271*** (0,234)	1,197*** (0,251)	1,154*** (0,269)	1,183*** (0,240)	0,805*** (0,312)	1,251*** (0,273)	1,221*** (0,282)	1,181*** (0,294)	1,211*** (0,279)	0,798** (0,366)
1/(dist to Oul.)	0,234 (0,275)	0,286 (0,297)	0,316 (0,337)	0,259 (0,272)	0,666 (0,459)	0,159 (0,320)	0,190 (0,333)	0,232 (0,356)	0,178 (0,320)	0,808 (0,538)
W.DCBD					0,158* (0,096)					0,117 (0,112)
W.1/(dist to Rillieux la P.)					-1,355* (0,779)					-1,250 (0,912)
W.1/(dist to Vaulx en V.)					-0,187 (0,871)					0,085 (1,021)
W.1/(dist to Ven.)					0,077 (0,764)					-0,033 (0,893)
W.1/(dist to Saint-P.)					0,679 (0,565)					0,821 (0,660)
W.1/(dist to Oul.)					-0,937 (0,727)					-1,313 (0,859)
λ		0,159 (0,099)	0,398*** (0,065)				0,066 (0,106)	0,212*** (0,075)		
ρ				0,132 (0,092)	0,119 (0,098)				0,058 (0,099)	0,030 (0,105)
R2	0,303	0,310	0,310			0,231	0,240	0,240		
Moran's I (error)	2,473					1,259				
p-value	0,013					0,208				
LM Lag	2,700					0,420				
p-value	0,100					0,517				
LM Lag (robust)	0,014					0,000				
p-value	0,907					0,986				
LM error	3,323					0,461				
p-value	0,068					0,497				
LM erro (robust)	0,636					0,041				
p-value	0,425					0,839				
Observations	497					497				

Sources: Recensement de la Population (1999 and 2009), INSEE.

Lecture: ***, ** et * pour une significativité au seuil de 1%, 5% and 10% respectivement. Les écarts-types sont en italique et entre parenthèse. Les p-values des tests d'autocorrélations spatiales sont en italique. Les résultats de la première colonne OLS-White sont obtenus en utilisant les outils de White (1980) pour corriger de l'hétéroscédasticité.

Annexe B : Comparaison des modèles spatiaux

Elhorst (2010) se base sur les travaux de Lesage et Pace (2009) et montre que différents tests peuvent être réalisés afin de déterminer quel modèle économétrique est le plus approprié aux données étudiées. Lorsque les tests LM-lag et LM-error sont tous les deux significatifs, il est préférable de réaliser l'estimation par la méthode de Durbin, les modèles SAR et SEM étant des formes particulières du modèle de Durbin.

En effet, le modèle de Durbin prend simultanément en compte la présence de la variable endogène spatialement décalée et de variables explicatives spatialement décalées. Le modèle SAR correspond au cas spécifique où l'autocorrélation spatiale entre les observations est uniquement liée à l'influence des observations sur leurs voisines, $\theta = 0$. Quant au modèle SEM, il suppose la présence d'autocorrélation spatiale liée au terme d'erreur (ici, $\theta = \rho\beta$).

Lorsque les tests du Multiplicateur de Lagrange et leurs versions robustes sont significatifs, il est conseillé de réaliser des tests de vraisemblance afin de savoir quelle méthode d'estimation est la plus appropriée.

Nous faisons les tests d'hypothèses suivant :

$$\begin{array}{llll} H_0 : \theta = 0 & \text{contre} & H_1 : \theta \neq 0 & \text{pour le modèle SAR} \\ H_0 : \theta - \rho\beta = 0 & \text{contre} & H_1 : \theta - \rho\beta \neq 0 & \text{pour le modèle SEM.} \end{array}$$

La statistique du test du ratio de vraisemblance est formalisée de la façon suivante (Cadoret, 2004).

Soient $\hat{\beta}^*$ l'estimateur du modèle contraint, estimé par la méthode SEM ou SAR, et $e^{*'}e^*$ la somme des carrés des résidus correspondante ; $\hat{\beta}$ l'estimateur du modèle non contraint, estimé par la méthode de Durbin, et $e'e$ la somme des carrés des résidus correspondante.

La statistique du ratio de vraisemblance (LR) s'écrit :

$$LR = -2 \left(\text{Log}L(\hat{\beta}^*) - \text{Log}L(\hat{\beta}) \right) \quad \text{ou} \quad LR = N \left(\text{Log}(e^{*'}e^*) - \text{Log}(e'e) \right)$$

Elle suit une loi du χ^2 à N degrés de liberté, avec N le nombre d'observations. Si $LR > \chi^2_{\alpha}(N)$, alors nous rejetons l'hypothèse nulle ; le modèle non contraint est accepté.

En d'autres termes, si l'hypothèse H_0 est rejetée dans les deux cas, le modèle Durbin décrit le mieux les données. Si l'hypothèse H_0 est acceptée, c'est le modèle SEM ou SAR qui convient. Ces résultats doivent venir conforter les résultats des tests du Multiplicateur de Lagrange, sinon nous retenons l'estimation du modèle de Durbin (Elhorst, 2010).

Annexe C : Somme des carrés des résidus des régressions

Densité de population - 1999			
	(1)	(2)	(3)
SEM	1006,37	1002,26	909,76
SAR	1011,62	1007,34	909,46
Durbin	938,52	958,69	888,8
Densité de population - 2009			
	(1)	(2)	(3)
SEM	1360,11	1353,49	1250,91
SAR	1358,10	1350,39	1251,29
Durbin	1337,71	1312,95	1229,49
Densité d'emploi			
	(1)	(2)	(3)
SEM	3874,30	3733,65	3783,91
SAR	3873,30	3735,34	3727,67
Durbin	3870,53	3689,04	3596,62

Sources : Recensements de la Population (1999, 2009), INSEE.
 Lecture : (1) Modèle monocentrique, fonction négative-exponentielle, (2) modèle monocentrique, fonction spline-exponentielle, (3) Modèle multicentrique.

Annexe D : Les ratios de vraisemblance

Densité de population - 1999			
	(1)	(2)	(3)
SEM / Durbin	34,69	22,09	11,58
SAR / Durbin	37,28	24,60	11,42
Densité de population - 2009			
	(1)	(2)	(3)
SEM / Durbin	8,25	15,11	8,58
SAR / Durbin	7,52	13,97	8,74
Densité d'emploi			
	(1)	(2)	(3)
SEM / Durbin	0,48	5,97	25,23
SAR / Durbin	0,36	6,20	17,79

Sources : Recensements de la Population (1999, 2009), INSEE.

Lecture : (1) Modèle monocentrique, fonction négative-exponentielle, (2) modèle monocentrique, fonction spline-exponentielle, (3) Modèle multicentrique.

$\chi^2_{0.05}(500) = 553.128$ donc pour l'ensemble des tests on accepte H_0 ; le modèle de Durbin n'est pas le plus approprié aux analyses réalisées.

15-1. Les effets de la crise sur les disparités locales de sorties du chômage : une première exploration en Rhône-Alpes

Yannick L'Horty, Emmanuel Duguet, Florent Sari

TEPP Rapports de Recherche 2014

14-6. Dépréciation du capital humain et formation continue au cours du cycle de vie : quelle dynamique des externalités sociales ?

Arnaud Chéron, Anthony Terriau

14-5. La persistance du chômage ultra-marin

Yannick L'Horty

14-4. Grèves et productivité du travail : Application au cas français

Jérémy Tanguy

14-3. Le non-recours au RSA "socle seul": L'hypothèse du patrimoine

Sylvain Chareyron

14-2. Une évaluation de l'impact de l'aménagement des conditions de travail sur la reprise du travail après un cancer

Emmanuel Duguet, Christine Le Clainche

14-1. Renforcer la progressivité des prélèvements sociaux

Yannick L'Horty, Etienne Lehmann

La Fédération TEPP

La Fédération de recherche CNRS Travail, Emploi et Politiques Publiques (TEPP, FR n°3435) réunit des centres de recherche en économie et sociologie :

- Le **Centre d'Etudes des Politiques Economiques de l'université d'Evry, EPEE**, Université d'Evry Val d'Essonne
- Le **Centre Pierre Naville, CPN**, Université d'Evry Val d'Essonne
- Le **Centre de Recherche en Economie et Management, CREM**, Université de Caen Basse Normandie et Université de Rennes 1
- L'**Equipe de Recherche sur les Marchés, l'Emploi et la Simulation, ERMES**, Université de Paris II Panthéon-Assas
- L'**Equipe de Recherche sur l'Utilisation des Données Temporelles en Economie, ERUDITE**, Université de Paris-Est Créteil et Université de Paris-Est Marne-la-Vallée
- Le **Groupe d'Analyse des Itinéraires et des Niveaux Salariaux, GAINS**, Université du Maine

La Fédération TEPP rassemble 150 chercheurs et enseignants-chercheurs, 140 doctorants et 40 chercheurs associés, qui étudient les mutations du travail et de l'emploi en relation avec les choix des entreprises et analysent les politiques publiques en mobilisant les nouvelles méthodes d'évaluation.

www.tepp.eu